

复用特征组合的单幅人脸图像识别

廖红文^{1,2}, 冯国灿¹

(1. 中山大学 数学与计算科学学院, 广东 广州 510275; 2. 广东女子职业技术学院, 广东 广州 511450)
(lsszwq@zsu.edu.cn)

摘要:单幅图像的人脸识别问题目前研究较少,而许多识别算法一旦应用到单幅训练图像的人脸库时,识别率会急剧下降。通过研究人脸的各个局部特征对识别人脸的影响,筛选出几个最能表达人脸信息的局部特征,然后利用 Boosting 思想,为从单个图像样本中挖掘更多的信息,重复使用人脸特征,将人脸的整体特征和局部特征结合起来构造了两个人脸识别系统——多特征投票法和复用特征法。

关键词:Boosting 思想;复用特征;人脸识别
中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A

Face recognition with one training sample by repeatedly used face features

LIAO Hong-wen^{1,2}, FENG Guo-can¹

(1. School of Mathematics and Computational Sciences, Sun Yat-sen University, Guangzhou Guangdong 510275, China;
2. Guangdong Women's Professional Technical College, Guangzhou Guangdong 511450, China)

Abstract: Face recognition for one training sample is one of the most challenge tasks. Many developed systems, that work very well when there are sufficient representative training samples, often become less effective or low accuracy for one training sample. After analysing the local facial features, several significant features to represent the human face were selected. Then a novel algorithm of feature extraction for single sample by exploiting repeatedly the selected face features was proposed following the Boosting methods. Finally, two face recognition systems were built by combining whole face features with local face features—— voting-based method with multi-features and method with repeatedly used features. The experiments show that the developed systems have good performance in comparison with the existing system.

Key words: Boosting methods; repeatedly used features; face recognition

0 引言

只有单幅训练图像的人脸识别问题是一个现实问题,如国家安全部门统一管理全国的人口档案信息,由于人的数量太大,每个人只能有一幅相片用于归档。对于无法获得一个人的多幅人脸图像的情况下,有些算法的参数就无法得到,如神经网络;而有的算法就失效了,如线性鉴别分析 LDA (Linear Discriminate Analysis)。到目前为止,绝大多数人脸识别算法都是在两个以上训练图像的人脸库上测试的,其中许多算法可以取得很高的识别率,但是,当这些算法应用到仅有一个训练样本的人脸库中,识别率会急剧下降。例如,利用文献[1]的算法,当训练样本为 5 个时,识别率为 99.5%,但是当训练样本下降到 1 时,识别率下降到 78.33% (文献[1]中的表 1 给出的结果)。

利用单幅训练图像进行人脸识别,这方面的研究不多。文献[2]提出一种(PC)2A 的方法。该文首先计算获取唯一的训练图像的垂直投影和水平投影集成的图像,然后将投影集成图像与原像通过组合方式复合成一幅图像,再利用特征脸方法对该复合图像进行特征提取与识别。文献[3]提出一种基于成分的 LDA 方法。该方法先将人脸划分为五个组成部分,每个组成部分通过向四个方向移动,创建 4 幅图像,成为一个成分组,这样每幅训练图像就有了五个成分组。然后

利用子空间 LDA 方法,将每种成分组训练一个分类器,最后将五个子分类器加权组合成为一个总分类器。文献[4]用弹性图匹配方法,将 FERET 库中 250 幅人脸与另外 250 幅人脸图像比较,准确率高,但计算量非常大。本文利用文献[6]的算法提取人脸特征。

1 理论与方法

1.1 Bagging 算法和 Adaboost 算法^[7]

Boosting 方法是一种用于设计分类器的重采样技术, Bagging 和 Adaboost 是 Boosting 方法中的两种算法。Bagging 算法可以表示为如下过程:从大小为 n 的原始数据集 D 中,分别独立随机地抽取 m 个数据,形成自助数据集,并且将这个过程中独立进行许多次,直到产生许多个独立的自助数据集。然后每个自助数据集都被独立用来训练一个“分量分类器”,最终的分类判决将根据这些“分量分类器”各自的判决结果的投票来决定。

Adaboost 算法根据每个分类器在识别中的作用不同,给每个分量分类器赋予不同的权重,最后总体分类的判决可以使用各个分量分类器的加权平均来得到。AdaBoost 算法通过对一些弱分类器的组合来形成一个强分类器。

1.2 多特征投票法

多特征投票法的数学表述如下:

(1) 设有 n 个对象 p_1, p_2, \dots, p_n , 每个对象 $p_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 有 m 个特征, 分别表示为 $p_i^1, p_i^2, \dots, p_i^m (j = 1, 2, \dots, m)$, 这里 p_i^j 是第 i 个对象的第 j 个特征。

(2) T_k 为 n 个对象的第 k 个特征构成的 k -特征集合, $T_k = \{p_1^k, p_2^k, \dots, p_n^k\} (k = 1, 2, \dots, m)$, 用 T_1, T_2, \dots, T_m 分别训练 m 个分类器 C_1, C_2, \dots, C_m 。

C 是类别集合, 第 i 类 ($i = 1, 2, \dots, n$) 用整数 i 表示, $C = \{1, 2, \dots, n\}$ 。

设 f 是 P 到 C 的一个映射, $f(p_i) = i$, 即 P 中第 i 个对象 p_i 对应于 C 中的 i 。

(3) 令 y 是待分类对象, y^1, y^2, \dots, y^m 是 y 的 m 个特征。

(4) 将 y^j 送入分类器 C_j 中进行分类, 利用最小距离分类, 分类结果为 s_i , 若 y^j 被判别为 p_j^i , 则 $s_i = j (i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n)$ 。

(5) 最后, 用 s_1, s_2, \dots, s_m 投票, 若 s_1, s_2, \dots, s_m 中最多的值为 k , 则 y 被判别为第 k 类, 即 $y = \arg \max_{i=1,2,\dots,m} (s_i)$ 。

1.3 复用特征组合识别算法

AdaBoost 算法是用来提高某种简单分类算法性能的。它通过对一些弱分类器的组合来形成一个强分类器。“组合特征识别算法”是利用 AdaBoost 算法, 通过局部特征或整脸训练若干个分量分类器, 然后将它们组合起来形成一个强分类器。具体来说, 组合特征识别算法分别用 T_1, T_2, \dots, T_m , 即 m 个特征库训练 m 个分量分类器 C_1, C_2, \dots, C_m , 然后将这 m 个分量分类器加权组合形成了一个强分类器 C (C 也是总体分类器, 实质上是一个经过加权的最小距离分类器), 由此建立了一个新的识别系统。

组合特征识别算法步骤的前四步与多特征识别算法的前四步相同, 两者不同之处在第五步, 组合特征识别算法的第五步可以直观地表述如下:

(1) d_1, d_2, \dots, d_m 是 m 个 $n \times 1$ 的距离向量, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 是分别赋予分类器 C_1, C_2, \dots, C_m 的权重, 经过加权平均得到加权距离向量 $d = \sum_{k=1}^m \alpha_k d_k$ 。

(2) 总体分类器 $C = \min\{d\}$ 。

重采样技术中 Bagging 算法是一种通过重复采用样本以充分利用、挖掘样本信息达到增强分类能力的技术。将这种技术的思想嫁接到单幅训练图像的识别问题中可以这样考虑: 一幅图像有许多细节或局部特征, 它们含有与其他人的这些细节或局部特征不同的信息。在机器识别中, 人脸有的局部特征或区域表达信息能力强, 进行图像分类的能力也强, 用于识别有更多的优势。通过以不同形式重复采集这些表达图像信息能力强的细节或局部特征的数据, 达到增强这些数据的目的, 从而增强分类能力。因此本文利用的组合特征算法取名为“复用特征组合识别算法”。

在复用特征识别算法的思想和方法的基础之上, 本文又设计了一种复用特征识别算法——推广的复用特征识别算法。该算法在将 m 个局部特征组合的基础上, 又将整脸平均分割成 16 个子块, 按照不同的权重组合进来。步骤可简单地描述如下:

(1) 一幅 112×92 的人脸图像被平均划分为 16 个子块, 每个子块训练一个分类器, 分别为 E_1, E_2, \dots, E_{16} , 在识别中给每个分类器赋予一个权重;

(2) 总分类器 C 是 16 个子块分类器 E_1, E_2, \dots, E_{16} 和 m 个特征的分类器 C_1, C_2, \dots, C_m 的加权和, 即: $C = \sum_{i=1}^m \alpha_i C_i +$

$$\sum_{j=1}^{16} \beta_j E_j, \text{ 其中, } \sum_{i=1}^m \alpha_i + \sum_{j=1}^{16} \beta_j = 1.$$

2 实验与结果

本文使用的是来自 US Army 的 FERET 人脸数据库。在该人脸数据库中, 包含了 246 个人, 每个人两幅图像, 都是 112×92 的 JPEG 图像。实验中, 一幅图像用来作训练, 另一幅用来做识别。每个人的图像上有表情、光照、轻度偏转等差异。该图像库是经过预处理、标准化后的图像。

2.1 人脸各局部区域在机器识别中的作用

为了研究人脸的各个局部特征或区域对识别人脸的影响, 本文选取了鼻子、左眼睛、“左眼睛 + 左眉毛”、两只眼睛、嘴巴、下巴、左上半边脸、左下半边脸等特征, 利用 DCT 算法^[6] 对各个特征的识别率进行了比较, 筛选出几个最能表达人脸信息的局部特征或区域——左上半边脸、整脸、“左眉毛 + 左眼睛”、两只眼睛、鼻子 (图 1)。

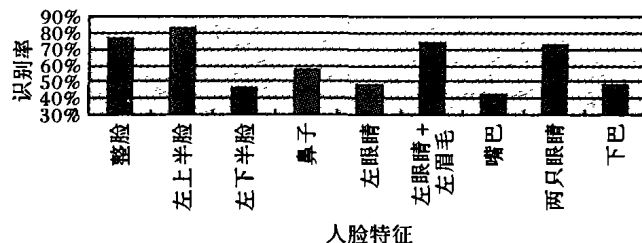


图1 人脸各个局部特征识别结果比较

通过试验还发现, 将表达人脸信息能力强的局部特征组合, 其图像分类的能力更强 (例如将鼻子、左上半边脸, “左眉毛 + 左眼睛” 这几个局部特征组合用于识别, 识别率为 89.4%, 不但比每个局部特征的识别率高, 而且比整脸识别率高出 12.6%)。本文选择了左上半部脸、整脸、“左眼睛 + 左眉毛”、鼻子四个特征或区域用于构造多特征投票法和复用特征组合识别算法。

从选取的四个特征可以看到, 左眼睛和左眉毛部分三次出现在使用的特征中 (出现在整脸、“眼睛 + 眉毛”、左上半部脸中), 鼻子也重复出现了两次。这是与其他的组合算法不同的地方, 这里体现了重采样技术中 Bagging 算法的思想, 因此取名为“复用特征组合识别算法”。

2.2 多特征投票算法和复用特征组合识别算法的结果

具体来讲, 多特征投票算法, 就是利用人的整脸、鼻子、“眼睛 + 眉毛”、左上半部脸训练四个分量分类器, 经过投票表决, 得票最多的那个人即为识别结果。

利用 4 个特征投票, 如果有 2 个特征的投票结果相同, 则认为图像可以被分类, 246 幅中的 225 幅图像分类, 还有 21 幅图像不能分类。225 幅得以分类的图像中, 216 幅图像被正确分类, 9 幅图像被错误分类。正确分类的比率为 96%, 错误分类的比率为 4%, 总识别率为 87.8%, 比整脸识别的识别率高 10% (投票结果见表 1)。

在表 1 中可以看出, 利用 4 个特征相同分类时, 图像被错判的比率为 0%, 这是一个非常好的结果。错判率为 0% 意味着, 利用这个系统分类, 它不会将任何一个人判别为其他人。在安全领域 (如安全门), 错判率为 0% 意味着它不会放进任何一个不在它储存的图像库中的人。

利用复合特征组合识别算法, 本文给识别率较高的局部特征赋予了较高的权重。识别率由高到低的四个特征分别为左上半边脸、整脸、“左眼睛 + 左眉毛”、鼻子。在赋予左上半边脸、整脸、“左眼睛 + 左眉毛”、鼻子的权重分别为 0.4,

0.3, 0.2, 0.1 的情况下, 246 幅人脸被正确识别了 221 幅, 组合识别率达到 89.8%。

表1 多特征投票法的识别结果

	多特征投票法		
	2 个特征相同	3 个特征相同	4 个特征相同
可识别图像	91.1%	70.7%	37%
正确识别	96.4%	98.9%	100%
错误识别	3.6%	1.1%	0%
总识别率	87.8%	69.9%	37%

利用推广的复用特征组合识别算法的识别率为 91.1%, 比复用特征组合识别算法的识别率高 1.3%, 但比前一种算法耗时。

表2 比较 DCT 域上各种识别算法的结果

特征	识别率
整脸	76.8%
鼻子	57.3%
“左眼睛 + 左眉毛”	74.0%
左上半边脸	83.3%
多特征投票法	87.8%
复用特征识别算法	89.8%
推广的复用特征识别算法	91.1%

3 结语

心理物理学研究表明: 人脸的各个部件对识别人脸的贡献是不相同的。从视觉上, 脸部线条、眼睛、嘴巴对于认识和记住脸起着重要作用, 而鼻子并不重要; 脸的上半部比下半部在识别中更有用^[5]。

机器识别与人类的视觉识别有所不同, 例如利用机器识别, 鼻子作用优于嘴巴, 而不是相反。在机器识别中, 人脸有的区域表达信息能力强, 进行图像分类的能力也强, 用于识别有更多的优势。因此, 研究人脸各局部区域在机器识别中的贡献, 对于有效选择局部特征用于识别是很有帮助的。本文通过研究人脸的各个局部特征对识别人脸的影响, 筛选出几个最能表达人脸信息的局部特征——鼻子、左上半边脸, “左眉毛 + 左眼睛”, 用于构造人脸识别系统。利用左上半边脸进行人脸识别, 识别率比整脸识别率高 6.5%; 利用“左眉毛 + 左眼睛”进行识别, 识别率也达到 74%。另外, 通过实验验证, 表达人脸信息能力强的局部特征组合, 其图像分类的能力更强。将鼻子、左上半边脸, “左眉毛 + 左眼睛”这几个局部特征组合用于识别, 识别率为 89.4%, 比整脸识别率高 12.6%。

同一个人在相似环境下, 人脸的整体特征是相似的, 同样地, 人脸的局部特征, 如眼睛、鼻子、嘴巴也是相似的。存在的问题是, 当人脸的环境发生变化时 (如图像发生偏转, 光照、表情、年龄变化), 图像的某些特征或局部区域会发生一些变化。反映到数字图像上, 是对应的像素值和像素值分布的变化, 使得机器识别发生误差。但不管哪一种变化, 都不会是人脸的完全改变。对于特定的变化, 有的特征具有稳定性和不变性; 有的特征变化较小, 不会影响到图像的分类, 这些特征是图像正确分类的前提。借鉴重采样技术中 Bagging 算法的思想, 本文通过以不同形式重复采集那些表达图像信息能力强的细节或局部特征的数据, 达到增强这些数据的目的, 从而增强图像的分类能力。

本文的多特征投票法和复用特征识别法与 Bagging 算法

在本质上是不同的。Bagging 算法中的训练样本是随机抽取的, 称为自助数据集, 它的分量分类器是由若干独立的自助数据集训练产生的。多特征投票法和复用特征识别法训练分量分类器的样本不是单纯的人像集, 是用人像集的某一类特征训练的分量分类器。用一类特征训练分量分类器的好处在于它具有针对性, 避免数目较大的随机样本集。而且从不同角度从同一个人脸上提取特征, 可以加强这个人的特征, 再结合整脸, 可以增加他与其他人的差别, 从这个角度上来看, 它是对人脸信息的重要采样, 其思想与分类器设计中的重采样思想是异曲同工的。

另外, 针对单幅训练图像的人脸识别问题, 目前的研究成果不多。对于每个人仅有一幅训练图像时, 许多人脸识别的方法不能得以较好地应用。利用同样的人脸库和 PCA 算法、DCT 算法, 识别率仅分别为 69.1%、76.8%。文献[4]在与本文相似的 FERET 人脸库中实验了弹性图匹配方法, 识别率高达 98%, 但该方法的缺点是计算量非常大。文献[2]通过获取投影来增强图像信息, 该方法用于本文实验的 FERET 人脸库的识别率为 75.6%。文献[3]提出的基于成分的 LDA 方法识别率较整脸识别率提高 5% 左右, 而且实现起来较本文复杂。

表3 几种单幅图像识别算法的结果

算法	数据库	识别率	运算效率
弹性图匹配 ^[4]	FERET(250 人)	98.0%	计算量非常大
PCA	FERET(250 人)	69.1%	计算量中等
(PC)2A	FERET(250 人)	75.6%	计算量中等
本文算法	FERET(250 人)	91.1%	计算量小, 容易实现

本文提出的多特征投票法和复用特征组合识别算法, 将人脸图像的整体特征与局部特征相结合。这两个系统借鉴 Boosting 思想, 利用局部特征和整脸训练若干个分量分类器, 然后将它们组合起来形成一个强分类器, 这样可以获得更多的脸部信息, 增强图像的分类能力。将这两个系统用于单幅训练图像的识别问题, 最高识别率达到 91.1%, 较整脸识别率高 14.3%, 而且算法简单, 容易实现。表 3 从识别率和运算效率两个方面比较了几种算法的结果, 从中可以看到, 本文的算法无论在识别率还是运算效率方面都有较好的优势。

参考文献:

- [1] KOHIR VV, DESAI UB. A transform domain face recognition approach[A]. Proceedings of the IEEE Region 10 Conference[C]. 1999, Vol. 1: 104 - 107.
- [2] WU JX, ZHOU ZH. Face Recognition with one training image per person[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(14): 1711 - 1719.
- [3] HUANGJ, YUEN PC, CHEN WS, et al. Component - based LDA Method for Face Recognition with One Training Sample[A]. Proceedings of the IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures[C]. 2003. 120 - 126.
- [4] WISKOTT L, FELLOUS J-M, KRUGER N, et al. Face recognition by elastic bunch graph matching[A]. International Conference on Image Processing[C]. 1997, Vol. 1: 129 - 132.
- [5] CHELLAPPA R, WILSON CL, SIROHEY S. Human and machine recognition of faces: A Survey[J]. Proceedings of the IEEE, 1995, 83(5): 705 - 741.
- [6] 廖红文, 冯国灿, JIANG JIANMIN. 压缩域上人脸识别的研究[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2004, 43(5): 16 - 19.
- [7] (美) DUDA RO. 模式分类[M]. 李宏东, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2003. 383 - 388.